重大公共卫生事件防控政策如何影响公众情绪：基于用户评论的因果推断*

吴俊[1]　曾丽帆[1]　樊浩月[1]　杨洋[1]

（[1]北京邮电大学　北京　100876）

摘要：[目的/意义]在重大突发公共卫生事件绵延期间，如何及时感知、有效量化并持续跟踪政府的防控政策组合对社会公众认知与情绪的影响，是监测预警和应急处置亟待解决的难题。[方法/过程]以情绪即社会信息理论为依托，提出融合 BERTopic 主题模型与多元回归（MLR）、时间断点回归（RDiT）的新方法，对新浪微博 2020 年 31 万余条新冠疫情高频用户评论文本实施因果推断，以揭示新冠防疫遏制政策组合对公众的影响。[结果/结论] 研究发现：（1）新冠防疫遏制政策组合的实施在 2020 年 2 月 20 日前后，造成微博用户公众情绪值显著下降 0.07-0.12 个单位，在 2020 年 4 月 28 日前后，也带来微博用户公众情绪值显著回升 0.06-0.08 个单位；（2）防疫政策组合对微博用户的认知与情绪影响具有异质性，涉及个体、具强制性的政策易引发网民热议且联动公众情绪显著下滑；（3）基于分析构建的政策干预→用户热议主题→用户情感异动因果链，能够起到溯因推断政策实施成效的作用。研究不仅为公共卫生政策评价的循数智治开拓了新思路，提出的方法也为公众导向的防疫实时监测增添新手段。

关键词： 疫情遏制政策　公众情绪　多元回归分析　时间断点回归　BERTopic 主题模型

分类号：G203

提高政策决策的科学化、民主化是健全决策机制、提高政策质量、优化政策效果的必然要求，也是新时代推进国家治理能力现代化的重要举措。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》在“全面推进健康中国建设”部分明确指出：“完善突发公共卫生事件监测预警处置机制……提高应对突发公共卫生事件能力”。作为近百年来全球范围发生的最严重的传染病，新型冠状病毒肺炎感染疫情（后简称新冠疫情）具有传播速度快、感染范围广、冲击影响深及防控难度大等特点[1][2]。伴随疫情的爆发、流行与持续，世界各国政府纷纷采取了从控疫情到保发展等不同程度、多样类型的干预政策组合[3][4]。其中，遏制和封控是一类最常见的政策工具，包括居家令、保持社交距离、学校停课、公共场所减少聚集以及出行限制等。尽管疫情封控遏制政策有效降低了新冠疫情感染人数，但随着疫情的持续蔓延，不可避免地对公众的心理与生理产生越来越大的冲击。如何创新监测手段，及时感知、有效量化并持续跟踪不同防疫政策组合对社会大众认知与情绪的影响，既是大数据驱动的循证决策研究前沿，也是各级政府进一步健全疫情多渠道监测预警，落实科学精准防疫的焦点。在这方面，牛津大学布拉瓦尼克政府学院研究人员开发了“牛津 COVID-19 政府响应追踪系统”，构建了标准化指标体系，从封控遏制、

---

* 本文系科技部国家重点研发计划项目“基于模式创新的科技咨询服务平台研发与应用示范子课题：前沿科技咨询资源语义挖掘技术研究”（项目编号：2018YFB1403602）研究成果之一。

作者简介：吴俊，教授，博士，E-mail: wujun1127@126.com；曾丽帆，硕士研究生；樊浩月，本科生；杨洋，博士研究生。

经济纾困、健康医疗、疫苗注射及其他 5 个方面采集公开数据比较各国政府应对疫情的速度和力度[3][5]，可用于追踪不同国家及地方政府政策干预力度的差异。也有学者从数字治理视角，通过分析中国网络问政平台“领导留言板”汇集的网络舆情数据，探讨网民留言与政府回应的互动逻辑[6]以及问政平台扮演的民情感知及舆情纾解角色[7]。比较而言，从社会公众视角量化跟踪防疫政策实施影响的研究还不多见。

本文基于系统观，将新冠防疫遏制政策的实施视作政策主体作用政策客体的动态循环过程，依托情绪即社会信息（Emotions as Social Information, EASI）理论，从认知和情绪两维度剖析新冠防疫遏制政策实施对社会大众心理的影响。具体而言，从新浪微博采集 31 万余条与新冠疫情相关的高频用户评论，提出融合自然语言处理前沿技术—BERTopic 主题模型与多元回归（MLR）、时间断点回归（RDiT）的方法，探讨社交媒体用户发帖映射的公众认知焦点（评论的语义主题分布）和情绪（评论的情感极性变化）如何受政策影响波动，帮助政府决策者量化不同类型防控政策对人们心理认知和情绪偏向的影响。研究的潜在价值体现在：（1）通过技术治理手段，将偏宏观的防疫遏制政策组合与社会公众的个体感受有机联系，为重大公共卫生事件应对政策影响评估的事中智能化和精准化监测拓展新思路；（2）提出的分析框架与量化方法具有**直面公众，数据驱动，溯因推断**的特点，不仅有助于拓展数据驱动的政策循证决策理论创新，也为突发公共卫生事件防控与社会治理增添准实时分析手段。

1 相关文献与理论分析

1.1 新冠防疫政策与网络问政

既有研究指出，焦点事件（focusing events）是对特定区域及群体造成影响且被公众和决策者关注的事件，它的发生一般会对某一群人的利益造成现实伤害，对其他人的利益产生潜在危害[8][9]。新冠疫情是重大突发公共卫生事件，不仅具有起始突然、发展迅速、影响广泛的特点，也呈现难以预知、传染隐秘、结果不定等特征[10]。从林德布洛姆的渐进决策视角考察，政府出台的疫情遏制政策具有两大显著特点：①决策渐进细化，疫情的发展难为人力全控，防疫部署需要因时、因事而变；②决策成效难料，每个防控对策利弊兼具，在时间紧迫、信息有限的不确定条件下只能选择一定程度的“满意解”。从政策演化的视角，借助多源流理论分析，新冠防疫遏制政策的出台与执行不是某一因素单独作用的结果，而是特定时刻问题源流、政策源流与政治源流汇聚共同作用的产物，其中问题源流对疫情政策的走向影响很大。伴随移动互联网的高度普及，用户在社交媒体上针对疫情的留言评论，不仅是广大网民内心想法的实时流露，也是社会公众舆情动向的数字化“晴雨表”。当前，社交媒体已成为政府察民情、集民智的重要渠道，网络问政也开始从政策出台前的意见征询逐渐向政策实施中的成效追踪延伸。通过社交媒体的高频互动特性实时采集网民的议政心声，洞悉公众对政策的不同想法，不仅有助于决策集思广益，也为政策执行成效评价提供多维、量化证据。

1.2 情绪即社会信息理论与网民的情绪社会效应

早在古希腊时期，亚里士多德就主张，情绪是由人们的认知对于世界中的事件的解释和评价引起。情绪的社会建构论主张：群体是“泛化的他人”，参与同一过程的众多人的态度，会影响到个体自身行为方式的选择[11]。移动互联网时代，社交媒体既是个人认知外部世界的重要渠道，也是汇聚个体认知，形塑社会认同的载体。互联网用户评论不仅表征语义信息也承载情感信息，情绪所具有的社会效应可以借用情绪

即社会信息理论来说明。该理论根植于情绪的社会功能论，由 Van Kleef(2009)提出，主张情绪是一种社会信息，认为个体在表达情绪的同时，也反映其认知、态度等信息。在人际交往中，其他观察者对个体情绪信息的认知主要通过情感反应与推断加工两种途径获取，前者直接激发观察者的情绪状态，产生情绪层面的“人际效应”；后者将个体的情绪信息作为社会决策信息输入，产生认知层面的“人际效应”[12][13]。此外，情绪的社会效应还受个体信息加工深度以及感知合适性两个变量的调节影响，前者表征观察者的信息处理能力，后者反映特定情境下观察者依据社会规范判断他人情感表达的合适性。石密等（2017）[14]对网络集体行为意向蔓延的情绪感染路径研究证实：网络情境中,情绪感染并不能直接作用于网络集体行为意向，而是通过情绪体验的无意识感染路径与信息感知的有意识社会比较路径影响网络集体行为意向的表达。这从一个侧面映证，网络社交媒体中的用户评论行为既受公众发帖热点的影响，也受热帖的情绪偏向影响。因此，通过社交媒体追踪广大网民对政策干预引发的热点主题轮动，以及热点评论的情感变动，能够起到感知政策的公众社会认同以及情绪认知的作用。

1.3 基于系统观的分析框架

从系统观视角审视，新冠防疫政策组合是由政策主体、政策客体以及政策环境等相互作用构成的复杂社会系统[15]。该系统可以解构为输入、输出与反馈三个变量间的动态循环来分析：输入可以视为问题源流、政策源流和政治源流的汇入，输出为政策主体发布的政策组合及执行措施，反馈则是受政策干预影响的政策客体与政策主体间的循环往复。新冠疫情的爆发加速公众沟通渠道从线下转向线上，基于社交媒体的用户评论洞悉网民对防疫政策的认知焦点及情绪波动，可以从政治源流、政策源流和问题源流三方面为政策的改进与优化提供准实时反馈，也为政策事前评估和事中监测拓展思路（如图 1 示意）。

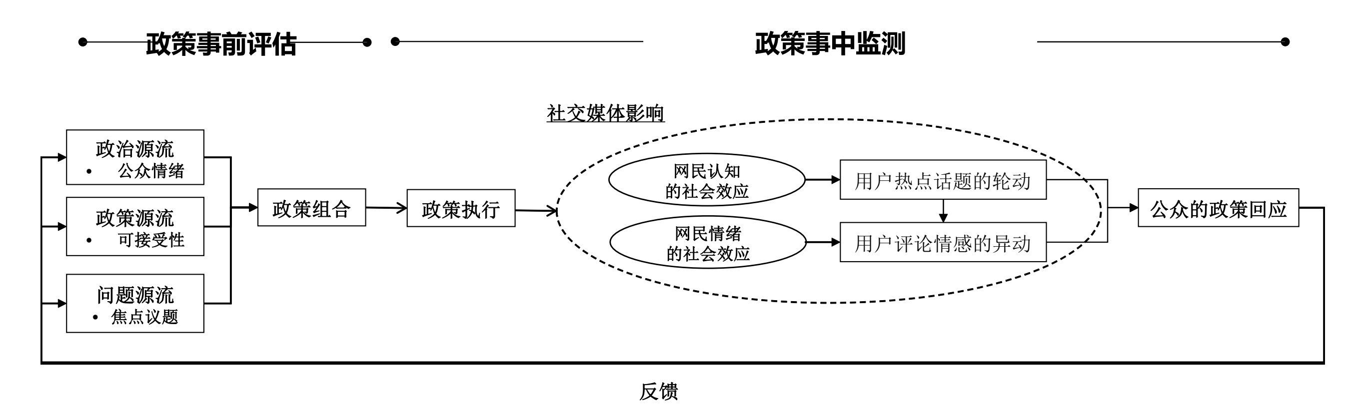


图 1 系统观视角的防疫政策对社交媒体用户影响框架

2 研究设计

2.1 数据来源

为探索新冠防疫遏制政策对网民疫情认知与情感倾向的的复杂影响，研究从中国知名社交媒体—新浪微博的多个账号采集疫情相关的用户评论文本作为主要数据集。选择新浪微博作为网民用户评论数据源主要基于两点考虑：首先，新浪微博 2020 年用户发展报告显示①，截至 2020 年 9 月，微博月活用户达 5.11 亿，日活用户 2.24 亿，其中 90 后和 00 后占比接近 80%。2020 全年热门话题不断，引发年轻用户的广泛关注、追踪与讨论，凸显其强大的公共舆情属性；其次，2020 年微博认证的政务机构账号数量超过 14 万

个，粉丝总数突破 30 亿，疫情期间，微博用户日均查看疫情信息 161 亿次，高频互动能准实时反映公众的热点认知和情绪波动。为确保评论样本来源多样且具代表性，选取采集涵盖政府（共青团中央、中央电视台）、新闻（人民日报、武汉发布、中国日报、搜狐新闻、观察者网、环球时报、人民网、澎湃新闻）、社区（司马南、张文宏医生）12 个知名微博账号 2020 年 1 月 1 日至 12 月 31 日期间疫情相关微博用户评论。这些微博账号粉丝用户在 185 万到 1.5 亿之间，人气高且互动频。进一步而言，设定爬取每个账号疫情相关微博最多 250 条热门评论作为网民高认可度的代表性评论，然后从符合要求的 12 个微博账号发布的微博中随机抽取三千条微博采集评论文本，获得 28 个字段 315213 条记录的数据集。对原始数据清洗，剔除文字重复、内容过短的评论，剩余 313912 条数据用于后续分析。

2.2 变量选择与定义

针对获取的微博用户疫情评论数据，首先，借助开源的百度情感分析工具分析每条评论的情感倾向，计算得到微博用户日均情绪值（Dailly Average Sentiment of Weibo Users, DASWU）作为研究的因变量。其次，针对影响公众情绪的外生因素，分别从疫情变化、防疫政策、经济指标等多维度寻找自变量。疫情变化方面，选取每日新增感染人数、每日新增死亡人数等指标表征疫情波动特征；防疫政策方面，以牛津大学“牛津 COVID-19 政府响应追踪系统” 开源的国家层面政策应对数据为来源，从封控遏制、经济纾困、健康医疗、疫苗注射和其他 5 个一级政策类别和 15 个二级政策工具中选取校园封控、取消公众聚会、限制公共交通、管控跨境人员流动、疫苗接种、核酸检测、密接追踪和佩戴口罩等 8 项政策作为表征不同政策组合的干预影响。选择理由在于上述 8 项政策大多都出现在《《新型冠状病毒肺炎防控方案》第 1 版到第 6 版中，具有典型性和代表性。经济指标方面，选取 GDP 增速、居民消费价格指数（CPI）等衡量宏观经济变动影响。此外，为考察疫情持续对公众情绪的影响，将疫情爆发以来的历时（Days Elapsed，DE）作为自变量，其他诸如递延的微博用户日均情绪值（Delayed Dailly Average Sentiment of Weibo Users, DDASWU）等作为控制变量，如表 1 示意：

表 1 变量定义及数据来源

序号	变量	定义	数据来源
1	*微博用户日均情绪值（DASWU）*	反映微博用户当日整体情绪水平的数值	新浪微博
2	*校园封控（C1_School.closing）*	为遏制新冠疫情的传播，我国各中小学校和高校对学校进行封控管理，要求校内师生非必要不出校，出校需向学校报备审批。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
3	*取消公众聚会（C3_Cancel.public.events）*	倡导公共活动尽量线上举行，非不要不进行线下的聚集性活动。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
4	*限制公共交通（C5_Close.public.transport）*	针对疫情严重的城市取消或减少高铁、航班等交通运输工具的班次，在必要时停开公交、地铁等市内公共交通。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
5	*管控跨境人员流动（C8_International.travel.controls）*	严格限制人员跨境流动，对入境人员实施严格的隔离管控措施。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
6	*疫苗接种（H7_Vaccination.policy）*	对民众实施新冠疫苗接种，提升民众抵抗病毒能力。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
7	*核酸检测（H2_Testing.policy）*	提高核酸检测的效率，对风险人员按期进行核酸检测，做到“应检尽检”。	牛津 COVID-19 政府响应追踪

			系统
8	*密接追踪（H3_Contact.tracing）*	对与确诊患者有时空交集的人员开展密接溯源追踪，及时采取管控措施。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
9	*佩戴口罩（H6_Facial.Coverings）*	要求民众进入公共场合和乘坐公共交通时佩戴口罩。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
10	*新增死亡（new_deaths）*	每日因新冠肺炎死亡的人数	国家卫健委统计数据
11	*阳性率（positive_rate）*	每日现有新冠肺炎病毒阳性人数占总人口的比例	国家卫健委统计数据
12	*新增确诊（newcases）*	每日新增新冠肺炎患者人数	国家卫健委统计数据
13	*收入补助政策（E1_Income.support）*	对中小企业/困难群众发放补贴，纾困解难的措施。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
14	*财政政策（E3_Fiscal.measures）*	政府通过指导财政分配活动和处理各种财政分配关系干预国家宏观经济，以应对新冠疫情对国民经济带来的负面影响。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
15	*国际支持（E4_International.support）*		牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
16	*医疗紧急资金注入（H4_Emergency.investment.in.healthcare）*		牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
17	*疫苗资金注入（H5_Investment.in.vaccines）*	民众接种的新冠疫苗费用由国家财政结算。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统
18	*距离年初的天数（days）*		计算得到
19	*滞后 1 天的微博用户日均情绪值变量（senti_lag）*		计算得到
20	*滞后 2 天的微博用户日均情绪值变量（senti_lag2）*		计算得到
21	*滞后 3 天的微博用户日均情绪值变量（senti_lag3）*		计算得到
22	*滞后 4 天的微博用户日均情绪值变量（senti_lag4）*		计算得到
23	*滞后 5 天的微博用户日均情绪值变量（senti_lag5）*		计算得到
24	*公共宣传活动（H1_Public.information.campaigns）*	向公众普及与新冠肺炎相关的知识，宣传“勤洗手，戴口罩”等防疫的方法和措施。	牛津 COVID-19 政府响应追踪系统

资料来源：新浪微博、牛津 COVID-19 政府响应追踪系统、国家卫健委统计数据

考虑到疫情从爆发到延续呈现波段前行特征，政府的干预政策因时而变，公众的情绪也可能因策波动。按照政府出台的防疫政策变化，将研究时期分为三个阶段展开：第一阶段，2022 年 1 月 1 日-2 月 20 日[2]，疫情爆发与封控，表现为疫情以武汉为中心爆发，全国支援武汉，社会面封控，疫情得到初步遏制；第二阶段，2 月 21 日-4 月 28 日[3]，完全遏制与初步恢复，表现为本土新增病例降至个位，武汉抗疫取得决定性胜利，复工复产有序展开；第三阶段，4 月 29 日-12 月 31 日，全面恢复与常态化防控，表现为抗疫成果得到巩固，全面复工复产，同时疫情防控常态化，诊疗重心转向核酸检测。为研究公众情绪与政策干预

及其他变量间的因果关系，后续分析均以天为时间计量单位。

2.3 方法与模型设计

考虑到获取的数据以文本数据为主，兼有数值型数据，提出融合多元线性回归（Multi Linear Regression, MLR）、时间断点回归(Regression Discontinuity Design in time, RDiT)和 BERTopic 主题模型的量化研究思路如图 2 示意：

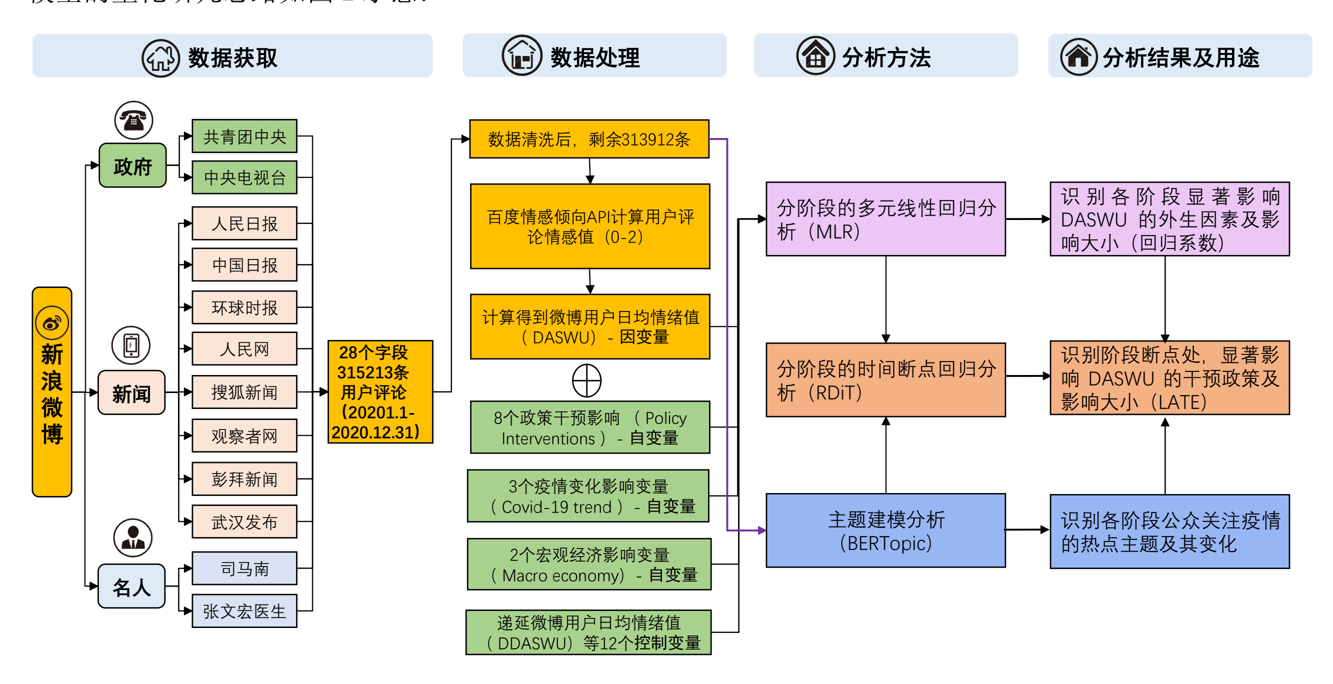


图 2 新冠疫情遏制政策对公众情绪影响研究框架

本文研究对象是用户发布的新冠疫情相关的评论文本，期望综合自然语言处理领域前沿技术及因果推断新方法，定量分析中国中央政府出台的疫情遏制与控制政策对社会公众心理情绪的影响。为达此研究目标，首先，编写 python 代码调用百度智能云 AI 服务——NLP 模块的情感倾向分析 API，通过文本情感分析技术量化用户评论文本的情感极性（0-负向，1-中性，2-正向）；其次，将计算得到的考虑时间因素的微博用户日均情绪值（Daily Average Sentiment for Weibo Users, DASWU）作为因变量，新冠疫情遏制政策组合及其他影响因素作为自变量或控制变量，通过多元回归分析（MLR）探索不同阶段影响用户情绪变动的关键因素；第三，以新冠防疫遏制政策的阶段切换为自然实验场景，疫情持续时长为配置变量（assignment variable），将三个阶段的时间转换日（分别为 2 月 20 日和 4 月 28 日）作为断点，应用时间断点回归分析（RDiT）方法，考察两个断点处特定疫情遏制政策对公众情绪波动的因果影响；最后，引入基于 Transformer 的双向编码表征（BERT）嵌入的主题建模技术—BERTopic，识别各阶段公众关注的疫情热点主题及其变化以追溯各阶段用户情绪变化主要动因。下面重点说明时间断点回归和 BERTopic 主题模型作为研究方法引入的必要性。

2.3.1. 时间断点回归

与传统的断点回归设计有所不同，时间断点回归将时间作为配置变量，通过判断结果变量是否在受到政策干预影响的时间点发生跳跃来推断干预变量与结果变量之间的因果关系。该方法已被研究者用于探讨公共交通对缓解道路拥挤的影响[16]，住房限购政策的有效性和异质性评价[17]，新冠疫情冲击下的企业生存韧性分析[18]等研究情境中。本文应用时间断点回归评价特定疫情遏制政策是否显著影响公众情绪值的波动，

出于两点考虑：（1）2020 年国家出台的疫情遏制与控制政策种类多样，各项政策实施时间不一，采用时间断点回归能有效规避其他政策因素对结果的干扰；（2）时间变量具有均匀分布特点，将其作为配置变量分布频率不会发生变化，断点附近样本量相对较少。为此，首先用式(2)评估断点日期前后微博用户情绪值变化：

$$\tau_{RD} = \lim_{\epsilon \downarrow 0}[Y_t | d = 0 + \epsilon] - \lim_{\epsilon \uparrow 0}[Y_t | d = 0 + \epsilon] \quad (1)$$

式(1)中Y_t代表微博用户日均情绪值（DASWU），d 是断点日期前后的天数，随后构建时间断点回归基准模型如式(2)所示：

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 * D_t + h(t) + \delta * X_t + e_t \quad (2)$$

式(2)中Y_t是因变量—微博用户日均情绪值（DASWU），D_t是时间点 t 的情绪断点值，X_t是其他控制变量，$h(t)$是其他在观测窗口与因变量时序相关的未观测时变因素变量（以多项式呈现，可以看到在断点处连续且平滑），也即是说，时间断点前的观测值未受特定政策影响，时间断点后的观测值受特定政策干预影响，属于清晰断点。参考高鋆等（2022）[19]的建议，分别采用全局变量和局部变量估算法对影响时间点 t 情绪变化的系数β_1进行估算。本文采集的用户评论为高频数据，计算得到的微博用户日均情绪值能有效反映公众情绪受政策干预影响的细微变化。

2.3.2.BERTopic 主题模型

BERTopic 是融合 BERT 嵌入和 TF-IDF 创建密集簇的新一代主题模型[20]，与 LDA 主题模型相比，它的优势在于：（1）基于谷歌提出的 Transformer 架构双向编码表征预训练模型，广泛适用于各种语言[21]；（2）通过层次和密度聚类，使用 class-based TF-IDF 提取出的每个簇主题词语义更为丰富，主题特征更为明显[22]。本文首先使用 BERTopic 模型分析 2.1 节获取的 31 万条微博用户评论文本，根据聚类的语义簇频次，识别每个阶段用户关心的疫情热点主题，尤其是跨阶段时点的主题变化，其次，将识别的主题与时间断点回归结合，推断新冠防疫政策干预引致用户情感变动背后的认知原因。

3 分析与讨论

本节首先给出分阶段的多元回归分析结果，识别三个阶段显著影响日均公众情绪值的外生因素；其次，应用时间断点回归分析一、二和二、三阶段切换处的断点处理效应，推断疫情遏制政策的实施对微博用户情绪的因果影响；最后，基于对用户评论的 BERTopic 主题建模，识别微博用户的热议主题及其对不同阶段用户情绪的影响，构建疫情遏制 8 项政策组合→用户热议主题→用户情绪变化的因果链。

3.1 多元回归分析

为分析三个阶段（爆发与封控、遏制与恢复、常态化防控）公众情绪的变动情况，绘制三个阶段的微博用户情绪变动分布箱线图如图 3 所示：

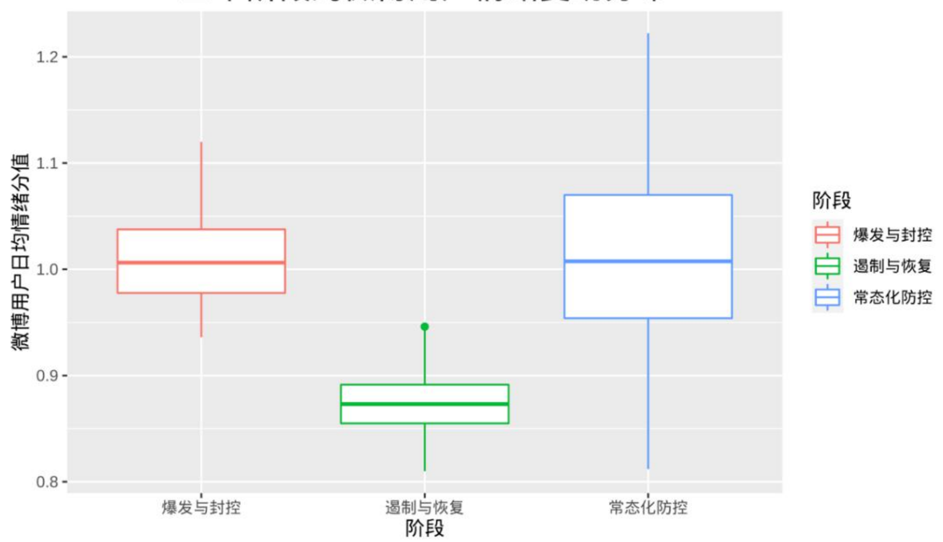


图 3 三个阶段的微博用户情绪变动分布线图

图 3 可看到，从第一阶段到第二阶段，微博用户日均情绪分值总体有所下移，从第二阶段到第三阶段，微博用户日均情绪分值总体明显上升，反映新冠疫情遏制政策确实对社会公众情绪造成了波动影响。

以微博用户日均情绪值（DASWU）为因变量，政府实施的 8 项疫情遏制政策变量、3 个疫情变化影响变量、5 个宏观经济影响变量以及滞后的微博用户日均情绪值变量（DDAPS）等四类 24 个因素变量作为自变量，使用多元回归模型分析三个阶段微博用户日均情绪分值与遏制政策及其他因素之间的关系，如表 2 所示：

表 2 三个阶段的微博用户日均情绪分值与遏制政策及其他因素关系的多元回归分析

自变量	爆发与封控阶段	遏制与恢复阶段	常态化防控阶段
days		-0.002***(0.0004)	0.004***(0.001)
senti_lag			
senti_lag2		0.192*(0.097)	
senti_lag3			
senti_lag4	-0.231*(0.120)	-0.274***(0.094)	
senti_lag5		0.154*(0.088)	
E1_Income.support		0.020*(0.010)	
H1_Public.information.campaigns	0.377***(0.121)		
H2_Testing.policy		0.051***(0.011)	
H3_Contact.tracing	-0.838***(0.220)		
H6_Facial.Coverings	0.419***(0.095)		

注：仅列示对因变量（日均公众情绪值）有显著影响的因素，括号中数字为标准差，*表示 p<0.1，**表示 p<0.05，***表示 p<0.01。days 代表距离期初的天数，senti_lag2、senti_lag4 和 senti_lag5 分别代表滞后两天、四天和五天的情绪值，E1 代表居民收入纾困政策，H1 代表政府定期疫情发布会，H2 代表核酸检测，H3 代表密接者追踪政策，H6 代表戴口罩政策。

表 2 结果显示：在疫情爆发与封控阶段（2020.1.1-2020.2.20），政府定期的疫情发布会和戴口罩政

策对公众情绪具有显著的正向影响，但密接者追踪政策对公众情绪有显著的负面影响。步入完全遏制与初步恢复阶段（2020.2.21-2020.4.28），核酸检测政策对公众情绪有显著的正向影响。此外，居民收入纾困政策也对公众情绪产生显著的正向影响。不过，在该阶段，疫情持续天数也对公众情绪有着明显的负向影响。进入全面恢复与常态化防控阶段（2020.4.29-2020.12.31），显著影响公众情绪的因素只有疫情持续的时长，与第二阶段不同的是，该种影响由负趋正，反映随着新冠疫情的延续以及疫情防控的常态化推进，社会公众看待新冠疫情日趋客观理性，对疫情的负面情绪逐渐降低。

多元回归分析的结果仅能说明不同阶段影响公众情绪的相关因素，下面进一步采用时间断点回归分析探究防疫遏制政策对公众情绪的因果影响。

3.2 时间断点回归分析

参考高鋆等（2022）[19]的建议，按照断点适用性检验、断点处理效应判定和结论稳健性检验的步骤，分别对第一和第二阶段切换时点执行第一次断点回归；第二和第三阶段切换时点执行第二次断点回归，结果如下：

（1）第一和第二阶段切换时点的断点回归分析

首先绘制 2020 年 1 月 1 日至 2020 年 4 月 28 日（包含第一阶段和第二阶段）微博用户日均情绪值数据散点图，如图 4 示意，观察阶段切换时点是否存在情绪值跳跃断点。

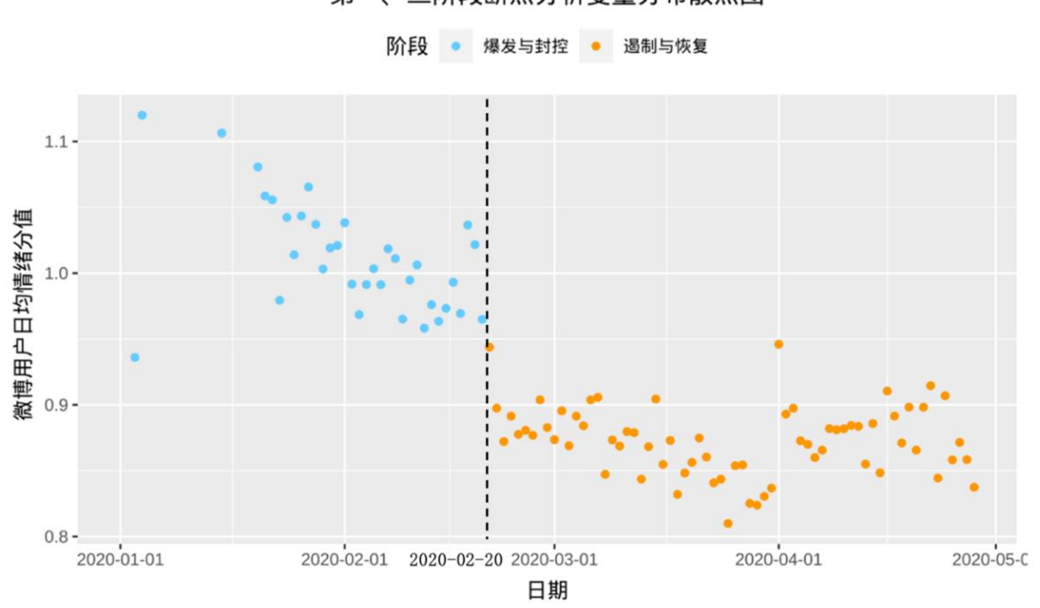


图 4 第一阶段和第二阶段断点分析变量分布散点图

可以看到，2 月 20 日右侧的公众情绪值相较左侧值出现了一次明显下移，说明该时点的公众情绪值存在明显的向下跳跃。为进一步检验断点的存在，对 2020 年 1 月 1 日至 2020 年 4 月 28 日期间的日均公众情绪值分别进行线性、2 次项、3 次项和 4 次项拟合，绘制如图 5 所示的拟合图：

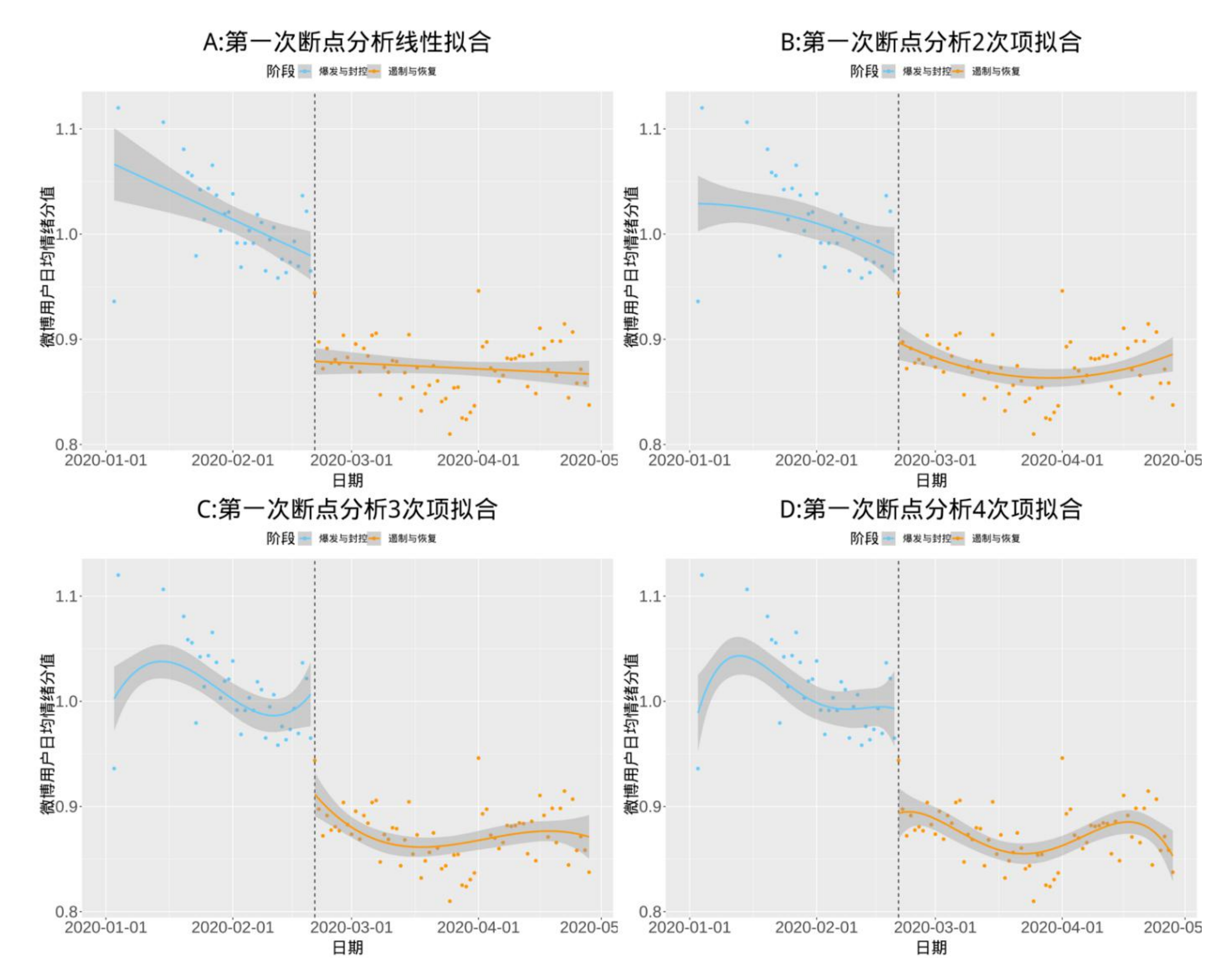


图 5 第一阶段和第二阶段模拟断点回归分析

不难发现：4 次不同拟合的结果均显示公众情绪值存在一个明显的向下跳跃，因此判定 2020 年 1 月 1 日至 2020 年 4 月 28 日期间存在断点效应，断点处实施的政策对社会大众情绪变化存在断点影响。

接下来估计断点处的政策处理效应，为确保估计结果的稳健性，分别采用局部回归和全局回归。在进行局部回归和全局回归之前，首先用 rdbwselect 函数进行带宽选择，计算结果如表 3 所示：

表 3 第一和第二阶段断点处带宽选择

带宽值计算方法	BW est. (h)		BW bias (b)	
	Left of c	Right of c	Left of c	Right of c
mserd	13.853	13.853	21.326	21.326
msetwo	12.006	20.265	19.147	30.897
msesum	11.361	11.361	19.231	19.231
msecomb1	11.361	11.361	19.231	19.231
msecomb2	12.006	13.853	19.231	21.326
cerrd	10.988	10.988	21.326	21.326
certwo	9.523	16.074	19.147	30.897
cersum	9.011	9.011	19.231	19.231
cercomb1	9.011	9.011	19.231	19.231

cercomb2	9.523	10.988	19.231	21.326

表 3 中 BW est. (h)代表左右的最佳带宽，BW bias (b)代表用于估计偏差矫正估计量的偏差带宽，mse 和 cer 是带宽计算中常用的两个方法，mse 是均方误差，用于点估计的一个带宽选择，cer 是覆盖错误率，适合用于区间估计的带宽选择，因此本研究适合于采用 mse 均方误差法。mserd 代表左右相等的带宽估计值，msetwo 表示左右不相等的带宽估计值，msesum 代表回归估计值之和的带宽选择，msecomb1 是 mserd 结尾的和 msesum 结尾的两个带宽之间的最小值，msecomb2 是 mserd、msesum、msetwo 三个的中位数选择，由表 3 可得，第一和第二阶段断点处左侧的最佳带宽范围在 11.361-13.853，右侧的最佳带宽范围在 11.361-20.265。

接下来借助 msetwo 方法对数据进行局部线性回归和局部多项式回归，该方法会根据数据特点进行自动的带宽选择，结果如表 4 所示：

表 4 第一和第二阶段断点处的局部线性回归和局部多项式回归结果

回归模型参数	线性回归		二次项回归		三次项回归		四次项回归	
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
对象数量	35	68	35	68	35	68	35	68
BW 估计值(h)	12.006	20.265	12.717	22.089	14.042	26.46	13.91	35.339
BW 误差(b)	19.147	30.897	17.783	29.128	19.766	31.242	18.237	38.386
曲线饱满值	0.627	0.656	0.715	0.758	0.71	0.847	0.763	0.921
回归系数	-0.1		-0.088		-0.042		0.045	
回归误差	0.028		0.044		0.064		0.098	
p 值	0		0.046		0.51		0.649	

表 4 可以看到，局部线性回归和二次项回归结果在 95%置信区间统计显著，局部线性回归和 2 次项回归结果优于 3 次项和 4 次项回归结果。因此，局部回归确定的断点处理效应显示，第一阶段实施的新冠疫情遏制政策在断点处造成社会公众情绪值下降了 0.09-0.1 个单位。

其次，对数据进行全局多项式回归，结果如表 5 所示：

表 5 第一阶段和第二阶段断点处的全局多项式回归结果

模型参数	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
margin_del	-0.0004** (0.0002)	0.002*** (0.0005)	-0.002*** (0.0003)	-0.002*** (0.001)	-0.002*** (0.0004)	-0.002*** (0.001)
I (margin_del2)			0.00002*** (0.00000)	0.00001 (0.00002)	0.00002*** (0.00001)	0.00004 (0.00003)
I (margin_del3)					0.000 (0.00000)	0.00000 (0.00000)
treatment	-0.116*** (0.012)	-0.092*** (0.012)	-0.080*** (0.013)	-0.077*** (0.016)	-0.080*** (0.014)	-0.073*** (0.017)
margin_del:treatment		0.002*** (0.001)				
I (margin_del2):treat				0.00001 (0.00003)		

ment						
I (margin_del3):treatment						-0.00000 (0.00000)
Constant	1.004*** (0.006)	0.971*** (0.010)	0.974*** (0.008)	0.973*** (0.009)	0.974*** (0.008)	0.969*** (0.011)
Observations	103	103	103	103	103	103
R2	0.815	0.841	0.851	0.852	0.851	0.852
Adjusted R2	0.812	0.836	0.847	0.846	0.845	0.844
Residual Std. Error	0.032(df=100)	0.03(df=99)	0.029(df=99)	0.029(df=98)	0.029(df=98)	0.029(df=97)

注：*表示 p<0.1，**表示 p<0.05，***表示 p<0.01

表 5 中 treatment 代表处理变量，margin_del 代表驱动变量 x 与断点的差值，margin_del2 代表驱动变量 x 与断点差值的平方，margin_del3 代表驱动变量 x 与断点差值的三次方，6 个全局多项式回归模型所代表的含义如表 6 所示：

表 6 全局多项式回归模型含义

模型	含义
模型 1	线性回归
模型 2	线性回归+交互项
模型 3	二次项回归
模型 4	二次项回归+交互项
模型 5	三次项回归
模型 6	三次项回归+交互项

表 5 分析结果表明：全局多项式回归 6 种模型的拟合优度值较高，得到的断点处理效应统计显著，效应值在[0.07，0.12]区间波动。

为在第一和第二阶段全局回归的 6 个模型中选出最优的模型，分别计算 6 个模型的 AIC 值如表 7 所示：

表 7 第一和第二阶段全局多项式回归 6 个模型 AIC 值

模型	AIC
模型 1（线性回归）	-411.7822
模型 2（线性回归+交互项）	-424.9688
模型 3（二次项回归）	-432.2533
模型 4（二次项+交互项）	-430.3609
模型 5（三次项回归）	-430.2536
模型 6（三次项+交互项）	-428.6955

AIC 值越小反映模型越优，由表 7 可以看出模型 3（二次项回归）的 AIC 值最小，因此将模型 3（二次项回归）的结果作为第一和第二阶段全局多项式回归结果。

最后，实施稳健性检验，证实研究指向的第一和第二阶段数据只有一个断点，不存在其他时刻的断点。为此执行安慰剂检验，不同断点选择的 P 值、回归系数和 95%置信区间如图 6 所示：

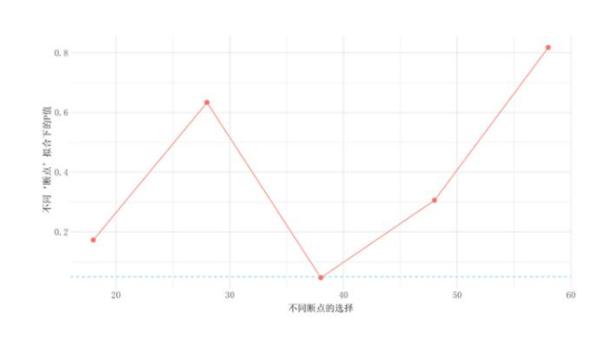


图5-A 不同断点的P值

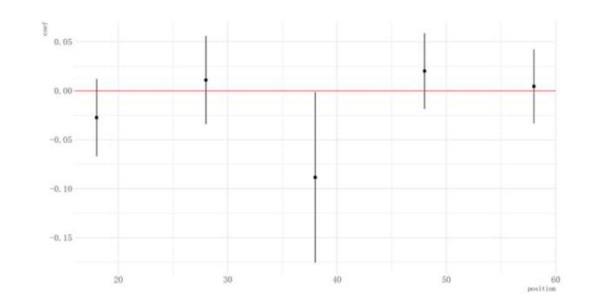


图5-B 不同断点的回归系数和95%的置信区间

图 6 第一阶段和第二阶段不同断点的安慰剂检验

图 6-A 假设存在四个其他位置的断点，但四个安慰剂断点（伪断点）回归系数对应 P 值均大于 0.05，说明在这些时点处不存在断点处理效应，证实第一和第二阶段切换的 2 月 20 日断点效应真实存在且唯一。

综上分析，局部回归和全局回归结果显示：在第一和第二阶段的切换时点（2 月 20 日），第一阶段实施的新冠疫情遏制政策确实造成了微博用户公众情绪值的显著下降，下降范围在 0.07-0.12 个单位。

（2）第二和第三阶段切换时点的断点回归分析

先绘制 2020 年 2 月 22 日至 2020 年 12 月 31 日（包含第二阶段和第三阶段）的日均情绪值数据散点图（图 7），观察断点是否存在：

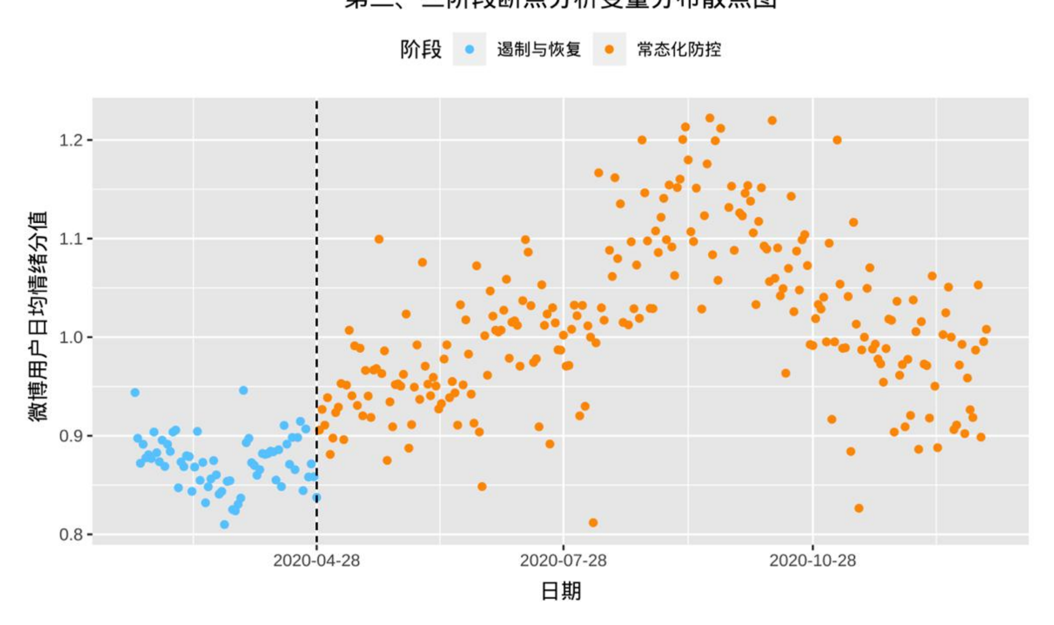


图 7 第二阶段和第三阶段断点分析变量分布散点图

从图 7 可知，第三阶段数据点（桔红色）相对第二阶段数据点（天蓝色）在 2020 年 4 月 28 日前后有明显上移倾向，说明第三阶段的微博用户公众情绪相对第二阶段有所回升，同时，两阶段切换处的断点效应较为明显。

为检验断点的存在，对 2020 年 2 月 22 日至 2020 年 12 月 31 日期间的日均公众情绪值分别进行线性、2 次项、3 次项和 4 次项拟合，绘制如图 8 所示的拟合图：

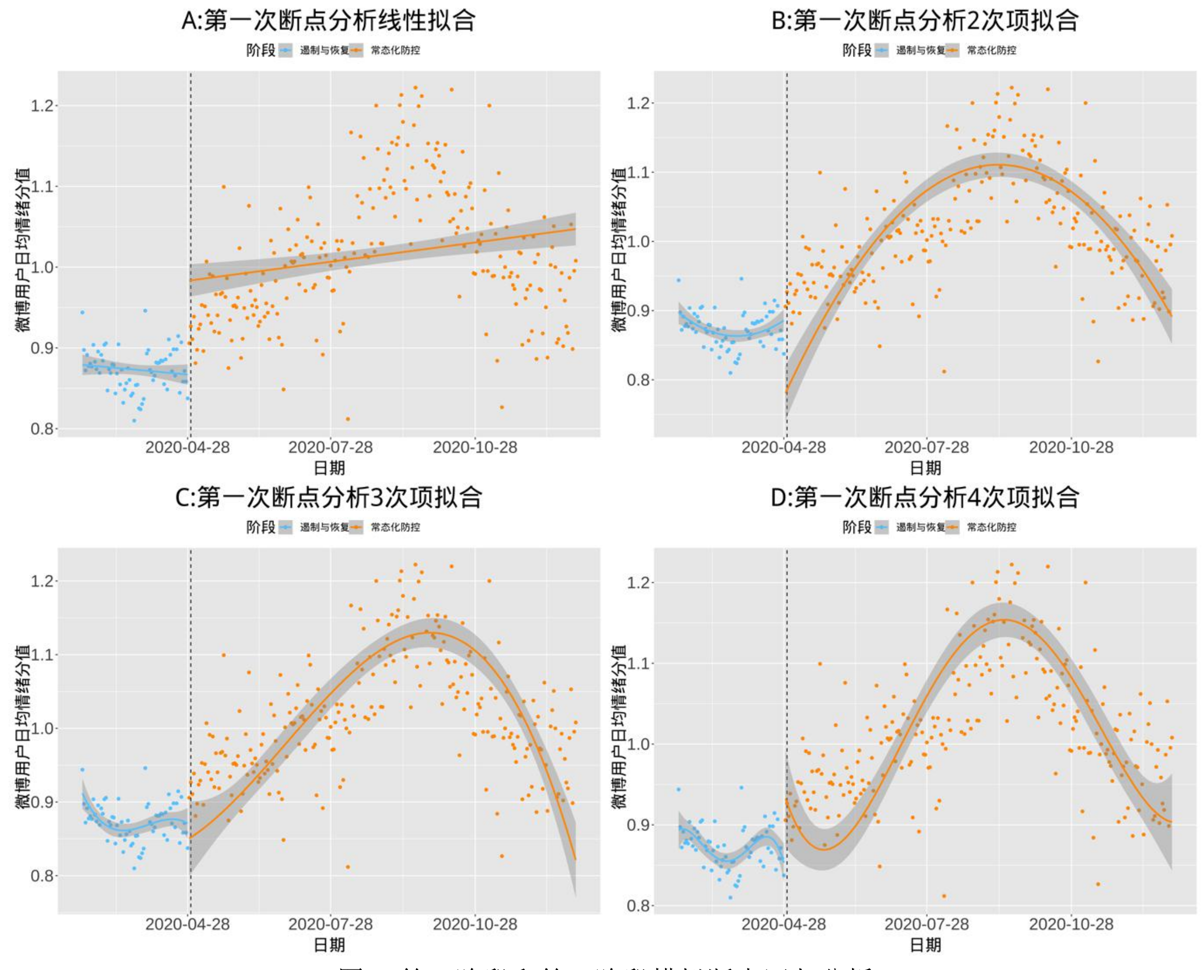


图 8 第二阶段和第三阶段模拟断点回归分析

图 8 可以看到，对第二和第三阶段每日公众情绪值的 4 次不同拟合结果表明，公众情绪值在 2020 年 4 月 28 日前后有较为明显的跃升，因此，该处存在断点效应，断点处实施的政策对微博用户情绪变化存在断点影响。接下来估计断点的政策处理效应，分别采用局部多项式回归和全局多项式回归以确保估计结果的稳健性。在进行局部回归和全局回归之前，首先用 rdbwselect 函数进行带宽选择，计算结果如表 8 所示：

表 8 第二和第三阶段断点处带宽选择

带宽值计算方法	BW est. (h)		BW bias (b)	
	Left of c	Right of c	Left of c	Right of c
mserd	18.894	18.894	28.270	28.270
msetwo	13.066	56.509	23.647	88.740
msesum	15.462	15.462	25.596	25.596
msecomb1	15.462	15.462	25.596	25.596
msecomb2	15.462	18.894	25.596	28.270
cerrd	14.187	14.187	28.270	28.270

certwo	9.811	42.431	23.647	88.740
cersum	11.610	11.610	25.596	25.596
cercomb1	11.610	11.610	25.596	25.596
cercomb2	11.610	14.187	25.596	28.270

表 8 中各参数的含义同表 3，由表 8 可得，第一和第二阶段断点处左侧的最佳带宽范围在 13.066-18.894，右侧的最佳带宽范围在 15.462- 56.509。

接下来借助 msetwo 方法对数据进行局部线性回归和局部多项式回归，该方法会根据数据特点进行自动的带宽选择，结果如表 9 所示：

表 9 第二和第三阶段断点处的局部线性回归和局部多项式回归结果

回归模型参数	线性回归		二次项回归		三次项回归		四次项回归	
	第二阶段	第三阶段	第二阶段	第三阶段	第二阶段	第三阶段	第二阶段	第三阶段
对象数量	68	240	68	240	68	240	68	240
BW 估计值(h)	13.066	56.509	28.54	45.224	36.547	92.397	30.473	78.190
BW 误差(b)	23.647	88.74	38.272	78.709	45.951	131.163	38.214	114.359
曲线饱满值	0.553	0.637	0.746	0.575	0.795	0.704	0.797	0.684
回归系数	0.079		0.055		0.068		0.079	
回归误差	0.013		0.015		0.017		0.028	
p 值	0		0		0		0.005	

表 9 可见，无论是线性回归还是二次项、三次项和四次项回归，局部线性回归结果在 95%置信区间均为统计显著，说明第二和第三阶段切换点处的断点效应十分明显，效应值在[0.055,0.079]区间波动。

接下来，对数据应用全局多项式回归分析，结果如表 10 所示：

表 10 第二阶段和第三阶段模全局多项式回归结果

回归模型参数	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
margin_del	0.002*** (0.0002)	0.003*** (0.0002)	0.001*** (0.0002)	0.001** (0.0004)	0.001*** (0.0002)	0.001* (0.0004)
I (margin_del2)	-0.00001*** (0.00000)	0.00004*** (0.00001)	0.00001*** (0.00000)	0.00001** (0.00000)	0.00001*** (0.00000)	0.00002*** (0.00001)
I (margin_del3)			-0.00000*** (0.000)	-0.00000 (0.00000)	-0.00000*** (0.00000)	-0.00000*** (0.00000)
I (margin_del4)					0.000* (0.000)	-0.000 (0.000)
treatment	-0.020 (0.019)	-0.024 (0.017)	0.042** (0.018)	0.036 (0.022)	0.031* (0.018)	-0.046** (0.022)
margin_del2:treatment		-0.0001***				

		(0.00001)				
I(margin_del3):treatment				0.00000 (0.00000)		-0.00000 (0.00000)
I(margin_del4):treatment						0.000 (0.000)
Constant	0.945*** (0.011)	0.904*** (0.011)	0.879*** (0.012)	0.881*** (0.013)	0.878*** (0.012)	0.867*** (0.014)
Observations	308	308	308	308	308	308
R2	0.536	0.627	0.651	0.651	0.655	0.657
Adjusted R2	0.531	0.622	0.646	0.645	0.659	0.65
Residual Std. Error	0.065 (df=304)	0.058 (df=303)	0.056 (df=303)	0.056 (df=302)	0.056 (df=302)	0.056 (df=301)

表 10 中各参数的含义同表 5，为在第二和第三阶段全局回归的 6 个模型中选出最优的模型，分别计算 6 个模型的 AIC 值如表 11 所示：

表 11 第二和第三阶段全局多项式回归 6 个模型 AIC 值

模型	AIC
模型 1（线性回归）	-411.7822
模型 2（线性回归+交互项）	-424.9688
模型 3（二次项回归）	-808.2638
模型 4（二次项+交互项）	-873.2461
模型 5（三次项回归）	-894.0158
模型 6（三次项+交互项）	-892.235

AIC 值越小反映模型越优，由表 11 可以看出模型 5（三次项回归）的 AIC 值最小，因此将模型 5（三次项回归）的结果作为第二和第三阶段全局多项式回归结果。

最后，实施稳健性检验，核查第二和第三阶段数据期间的断点是否唯一，不存在其他位置的断点。为此执行安慰剂检验，不同断点选择的 P 值、回归系数和 95%置信区间如图 9 所示：

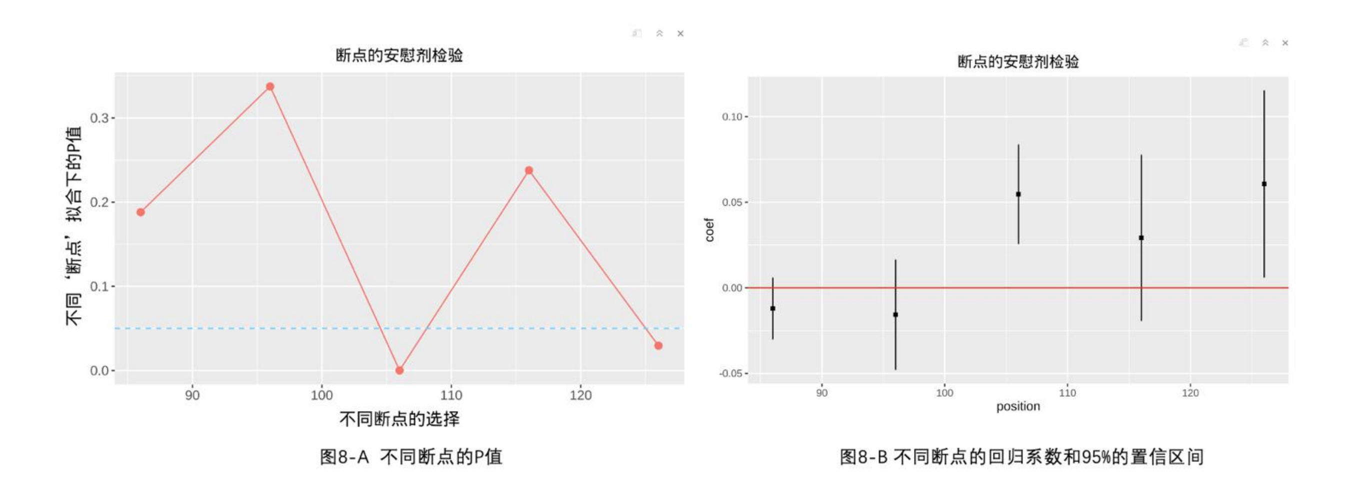


图8-A 不同断点的P值

图8-B 不同断点的回归系数和95%的置信区间

图 9 第二阶段和第三阶段不同断点的安慰剂检验

图 9-A 假设存在四个其他位置的断点，不难发现，四个安慰剂断点（伪断点）的回归系数中，三个的 P 值明显大于 0.05，在这些点处不存在处理效应，第四个断点的回归系数 P 值尽管小于 0.05，但效果不如选定的断点，这也再次表明所选断点真实存在，且效应显著。

综上分析，局部回归和全局回归结果表明：在第二和第三阶段的切换时点（4 月 28 日），第二阶段实施的新冠疫情遏制政策确实造成了微博用户公众情绪值的显著回升，回升范围在 0.06-0.08 个单位。

3.3 BERTopic 主题建模分析

上一节通过时间断点回归证实在第一和第二阶段实施的不同新冠疫情遏制政策分别对 2 月 20 日微博用户情绪的下降以及 4 月 28 日微博用户情绪的回升具有显著的因果影响。但这些分析无法进一步揭示影响用户情绪波动的评论热点内容。本节进一步使用 BERTopic 主题建模，从 2.1 节获取的 31 万条微博用户评论文本中识别出十五个热点主题（表 12），进而对识别的热点主题进行断点回归分析（图 10-图 13），探索各主题在跨阶段时点的变化情况，从而构建新冠防疫遏制政策实施→用户评论热点主题→用户情绪变动的因果逻辑链，揭示政策影响微博用户情绪的深层原因。

表 12 BERTopic 主题建模识别的十五个热点主题

序号	主题	语义	出现频率	累计频率
1	Topic2	武汉加油点赞	1.17%	1.17%
2	Topic5	各地新增确诊	0.61%	1.78%
3	Topic12	北京疫情信息	0.43%	2.21%
4	Topic18	**学校停课封控**	0.34%	2.55%
5	Topic20	热议病毒来源	0.34%	2.89%
6	Topic19	庆祝医护凯旋	0.34%	3.23%
7	Topic23	**热议封控代价**	0.32%	3.55%
8	Topic27	**交通停运管控**	0.30%	3.85%
9	Topic33	致敬白衣战士	0.28%	4.13%
10	Topic38	疫情形势好转	0.26%	4.39%
11	Topic41	**佩戴口罩防疫**	0.24%	4.63%
12	Topic45	点赞中国抗疫	0.23%	4.86%
13	Topic46	**严防境外输入**	0.23%	5.09%
14	Topic56	中医治疗方案	0.20%	5.30%
15	Topic64	新增感染清零	0.19%	5.49%

注：加粗主题的语义与疫情遏制政策的实施有关

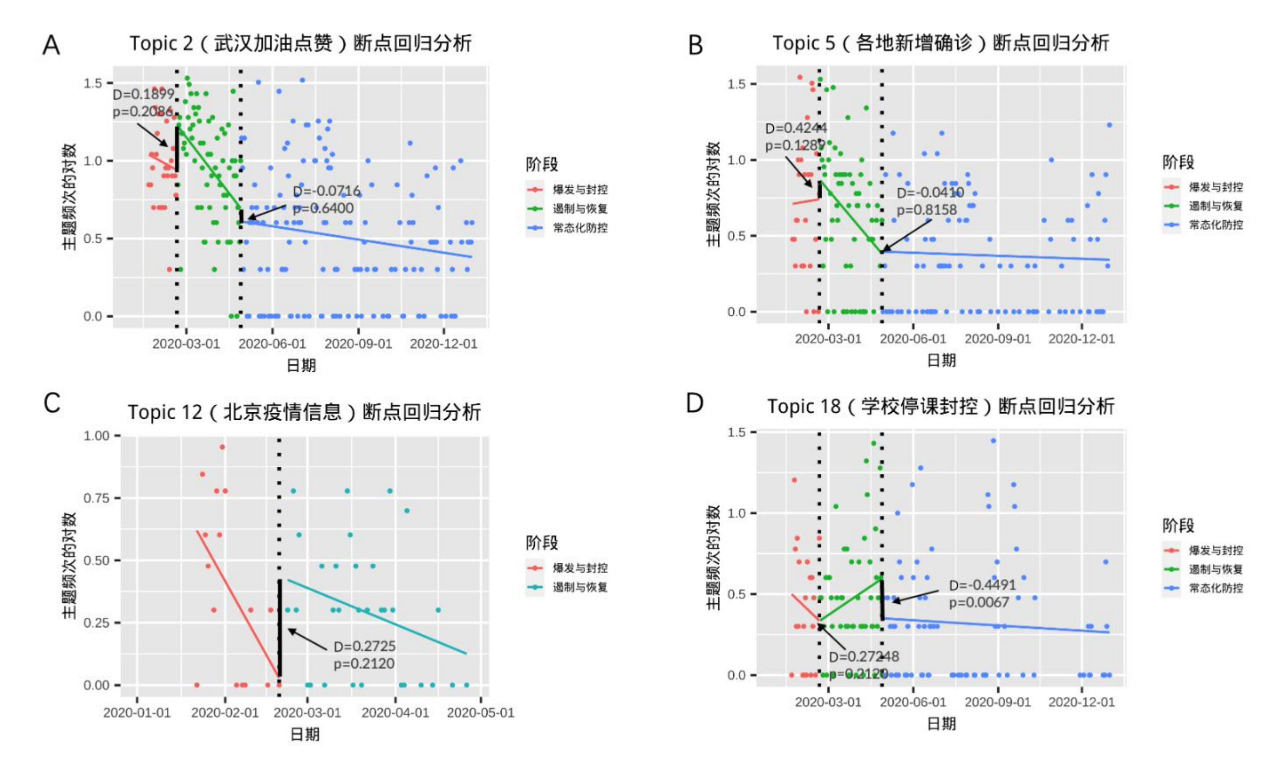


图 10 Topic2、5、12、18 断点回归分析结果

依照 3.2 节时间断点回归分析步骤，对 BerTopic 识别的前四大热点主题在三个阶段的切换点实施断点回归分析，结果如图 10 所示，图中横轴为时间，纵轴为主题频次的自然对数，可以表征主题随时间的变化，D 为断点效应值，P 为断点处理效应的统计显著性。从图 10-A/B/C 可以看到：Topic2（为武汉加油），Topic 5（各地新增确诊）和 Topic 12（北京疫情信息）尽管是微博用户高度关注的 TOP3 热评主题，但在一、二阶段和二、三阶段切换处断点效应不显著（$P>0.05$），说明这三类主题不是引致微博用户情感波动的主要原因。

Topic 18（学校停课封控）是微博用户热评的第四大主题，图 10-D 可见，Topic 18 在第二阶段（遏制与恢复）与第三阶段（常态化防控）切换时刻存在显著的断点效应（$p=0.0067<0.01$，$D=-0.4491$），反映微博用户对学校停课封控的讨论频次在二、三阶段的切换点有显著下降。结合公众情绪值从第二阶段转向第三阶段处存在显著向上的事实，可以认为学校复课是导致二、三阶段断点处公众情绪回升的主要原因。

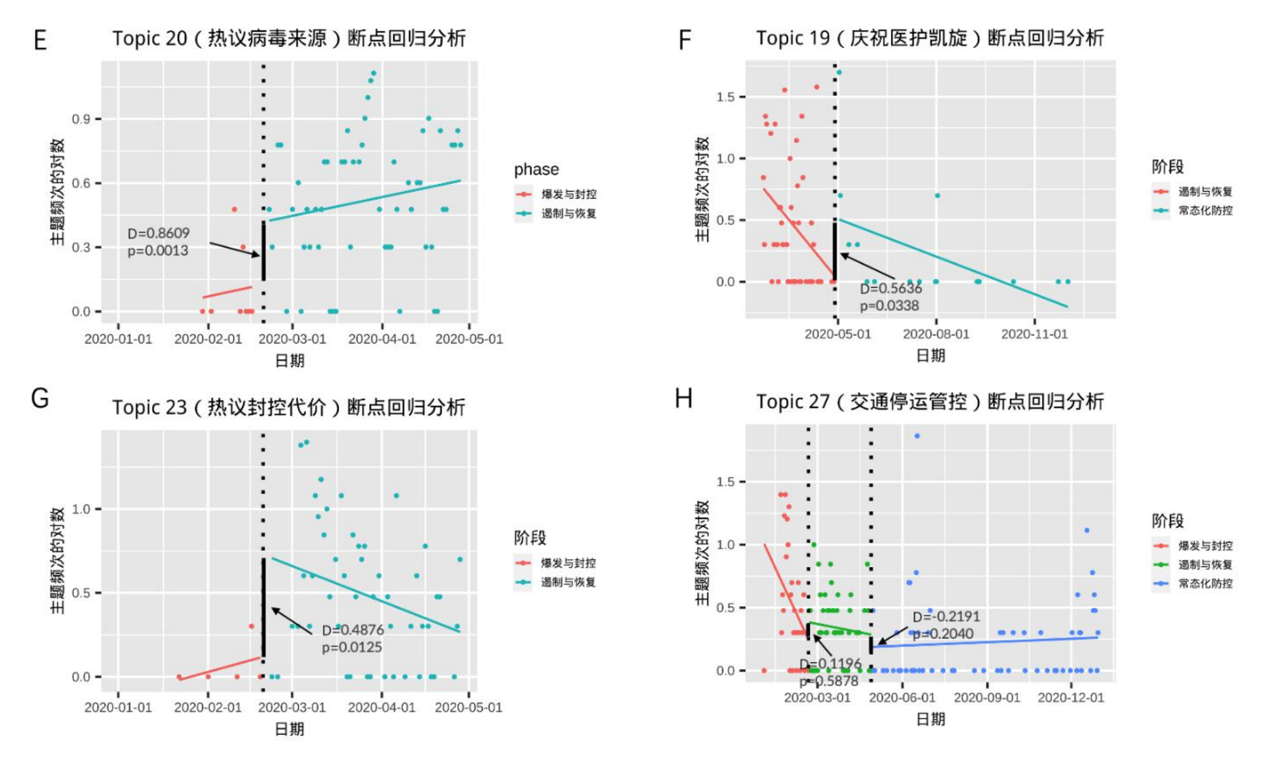


图 11 Topic20、19、23、27 断点回归分析结果

进一步对微博用户热评的 TOP5-TOP8 主题实施断点回归分析，结果如图 11-E/F/G/H。第七大主题 Topic23（热议封控代价）和第八大主题 Topic27（交通停运管控）都与政府实施的疫情遏制政策密切相关。前者集中反映公众对疫情封控付出代价的评议，后者聚焦公众对政府实施交通管控政策的感受。图 11-H 显示：Topic27（交通停运管控）在一、二阶段和二、三阶段切换处断点效应不显著（P>0.05），说明这类主题不是引致阶段切换点微博用户情感波动的主要原因。图 11-G 可见，Topic23（热议封控代价）在第一阶段（爆发与封控）与第二阶段（遏制与恢复）切换时刻存在显著的断点效应（p=0.0125<0.05，D=0.4876），说明微博用户对封控代价的讨论频次在一、二阶段切换点明显上升。结合微博用户情绪值在第一阶段向第二阶段切换处显著向下的事实，可以推断严格封控是导致一、二阶段断点处公众情绪下落的主要原因。

Topic20（热议病毒来源）是微博用户热评的第五大主题，图 11-E 展现，Topic20 在一、二阶段切换点存在显著的断点效应（p=0.0013<0.01，D=0.8609），微博用户对新冠病毒来源的讨论频次在一、二阶段切换时点显著上升。反映微博用户注意力在此期间越来越关注新冠病毒的溯源问题，结合微博用户情绪值第二阶段相较第一阶段显著向下的事实，可以推断对病毒来源的质疑是导致一、二阶段断点处微博用户情绪下降的主要原因。

Topic19（庆祝医护凯旋）是微博用户热评的第六大主题，从图 11-F 看到，Topic19 在第二阶段（遏制与恢复）与第三阶段（常态化防控）切换时刻存在显著的断点效应（p=0.0338<0.05，D=0.5636），说明微博用户在二、三阶段切换点针对驰援武汉的医护人员平安归来的讨论频次明显上升。结合微博用户情绪值从第二阶段转向第三阶段处显著上升的事实，可以推断公众欢送医护人员撤离武汉是导致二、三阶段断

点处公众情绪回升的主要原因。

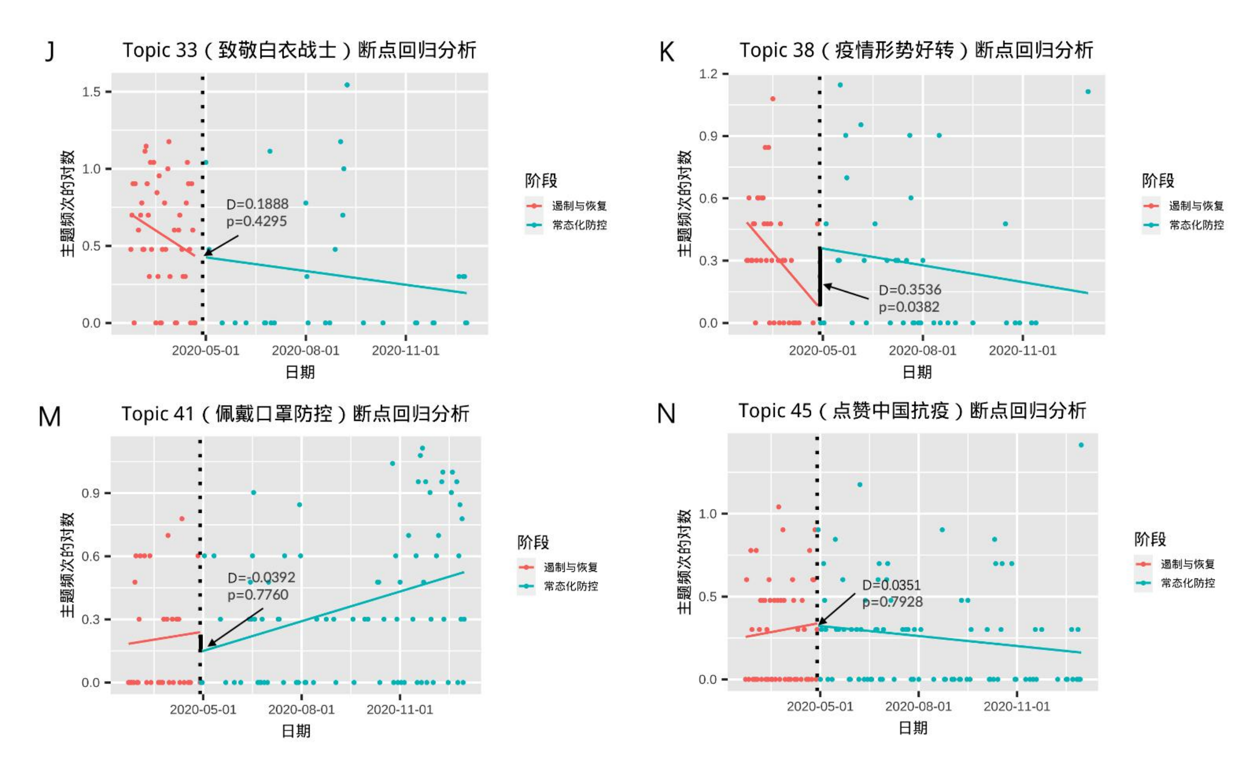


图 12 Topic33、38、41、45 断点回归分析结果

接下来对用户热评的 TOP9-TOP12 主题实施断点回归分析，结果如图 12。从图 12-J/M/N 可以看到：Topic33（致敬白衣战士）、Topic41（佩戴口罩防控）和 Topic45（点赞中国抗疫）在和二、三阶段切换处断点效应不显著（P>0.05），说明这三类主题不是引致微博用户情感波动的主要原因。Topic38（疫情形势好转）是微博用户热评的第十大主题，图 12-K 表明，Topic38 在第二阶段与第三阶段切换时刻存在显著的断点效应（p=0.0382<0.05，D=0.3536），微博用户对我国疫情形势总体好转的讨论频次在二、三阶段切换点明显上升。结合公众情绪值从第二阶段转向第三阶段显著向上的事实，可以推断疫情形势好转是导致二、三阶段断点处公众情绪回升的主要原因。

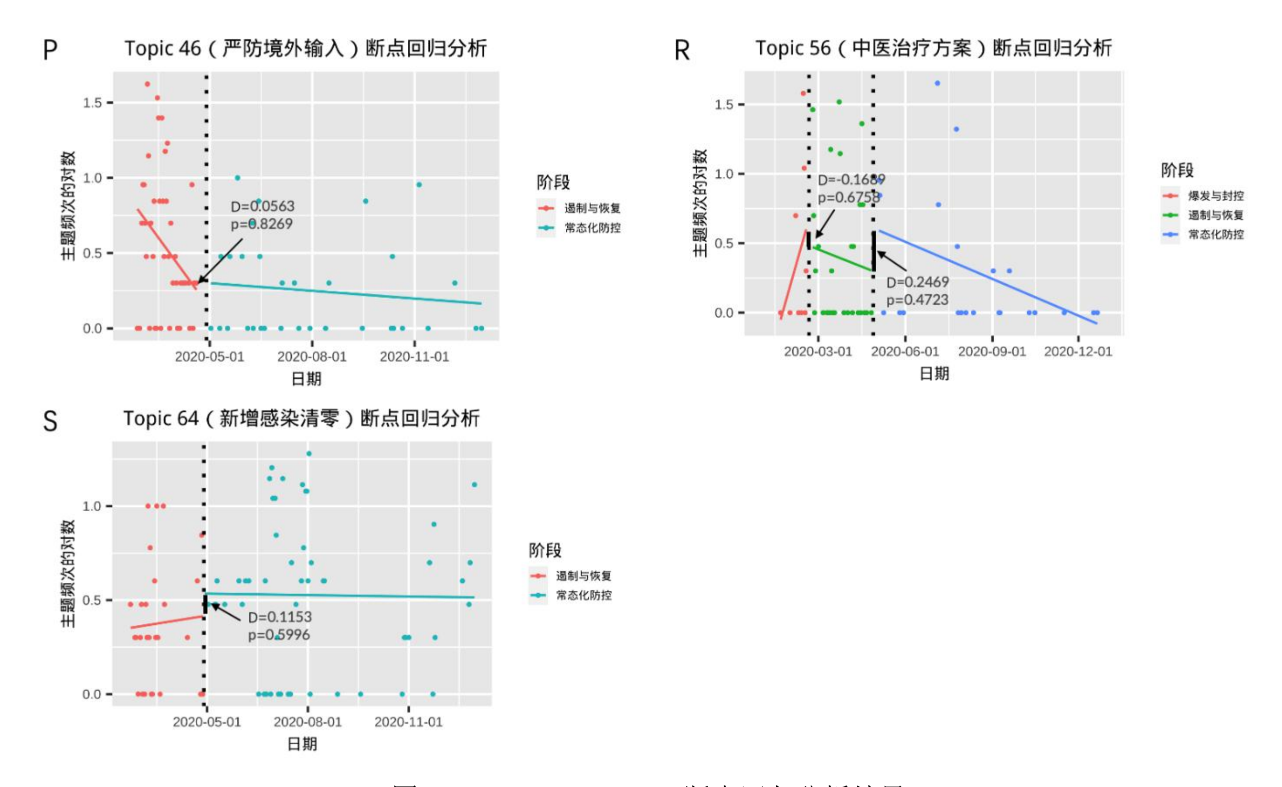


图 13 Topic46、56、64 断点回归分析结果

最后，对用户关注的 TOP13-TOP15 主题实施断点回归分析，结果如图 13 示意。从图 13-P/R/S 不难发现：Topic46（严防境外输入）、Topic56（中医治疗方案）和 Topic64（新增感染清零）在一、二阶段和二、三阶段切换处断点效应不显著（P>0.05），说明这三类主题不是引致微博用户情感波动的主要原因。

综合图 10-图 13 分析结果，构建新冠防疫遏制政策的实施影响微博用户情绪变动的因果链如图 14 所示：

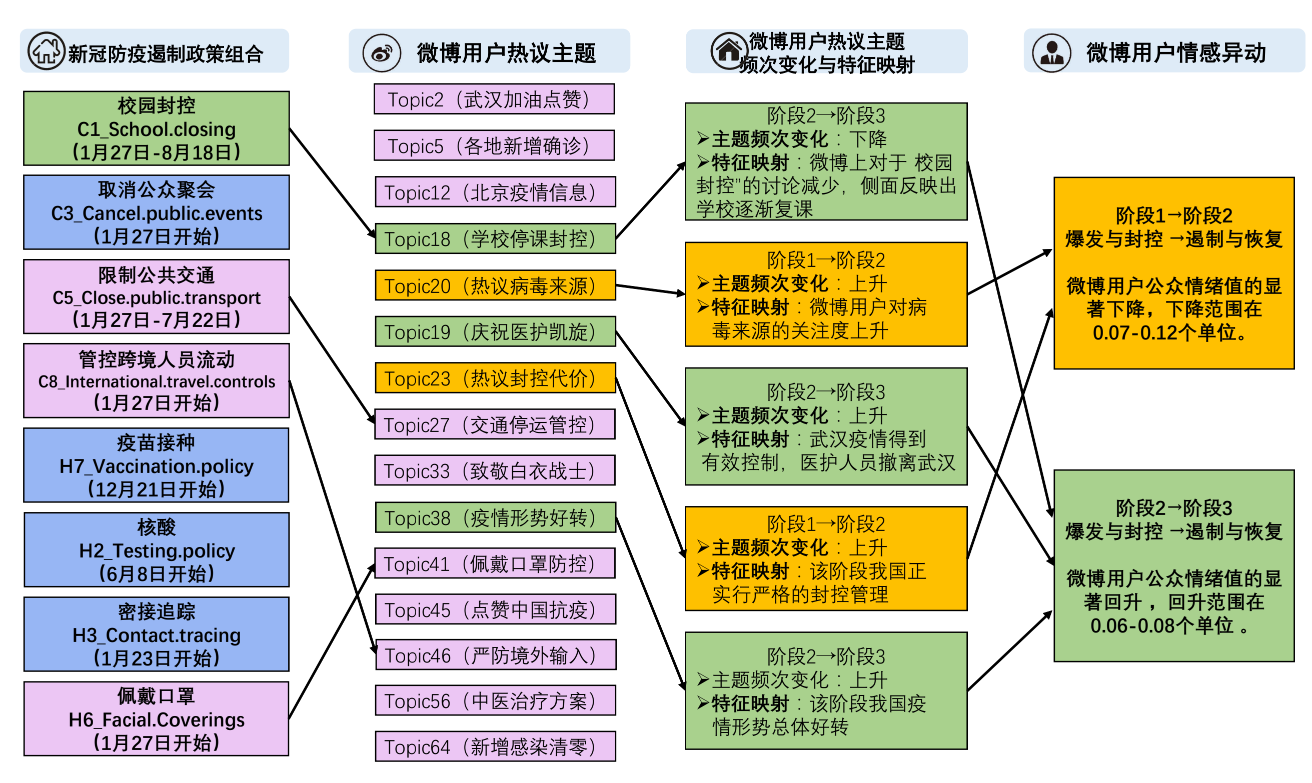


图 14 新冠防疫遏制政策对微博用户认知及情感影响的因果链

综上分析，通过对 2020 年新浪微博 12 个政府、新闻媒体以及知名博主账号下 31 万余条新冠疫情公众用户评论的语义及情感因果推断分析，可以得到以下几点结论：

第一，新冠防疫遏制政策组合的实施对新浪微博用户情感波动存在明显的断点影响。这种影响在 2020 年 2 月 20 日前后，造成微博用户公众情绪值显著下降 0.07-0.12 个单位，在 2020 年 4 月 28 日前后，也带来微博用户公众情绪值显著回升 0.06-0.08 个单位。新冠防疫遏制政策的实施引发网民在微博中的评论，进而汇聚成热点议题，这些热议主题形塑更多微博用户的认同，进而造成用户从认知到情绪层面的群体联动效应。

第二，新冠防疫遏制政策组合对微博用户的认知与情绪影响具有异质性。单独考察，8 项政策中仅有 4 项政策在实施中引发微博用户热议主题的形成，可能与这些政策涉及每个人且具有强制性有关。这些单个政策中，只有校园封控政策的实施引发微博用户热点评议，进而对阶段 2 转向阶段 3 的公众情绪产生显著影响，反映单个政策的实施对微博用户的认知与情感影响有限。此外，Topic23：热议封控代价是造成阶段 1 转向阶段 2 公众情绪明显下降的原因，说明防疫遏制政策组合实施给公众带来的不便受到微博用户的热议，且显著影响了群体情绪的向下波动。

第三，追溯微博用户情感的波动，既受新冠防疫遏制政策组合实施的影响，也有公众自发的其他热议主题的影响。例如，显著影响 2 个阶段切换断点处用户情感变动的热议主题，如 Topic20（热议病毒来源）和 Topic19（庆祝医护凯旋）明显与政策实施无关。这也佐证，应用时间断点回归和 BERTOPIC 主题模型算法，通过分析热点主题联动引发的用户情感变化，能够起到溯因推断的效果。

4 结论与展望

新冠疫情传染隐秘、发展不定的特性为疫情的防控带来前所未有的挑战，有效的疫情应对离不开对政策影响准实时监测的手段支撑。本文以情绪即社会信息理论为依托，提出融合 BERTopic 主题模型与多元回归（MLR）、时间断点回归（RDiT）的防疫政策事中监测与评价新方法，对新浪微博 2020 年 31 万余条新冠疫情高频用户评论分析发现：（1）新冠防疫遏制政策组合的实施在 2020 年 2 月 20 日前后，造成微博用户公众情绪值显著下降 0.07-0.12 个单位，在 2020 年 4 月 28 日前后，也带来微博用户公众情绪值显著回升 0.06-0.08 个单位；（2）防疫政策组合对微博用户的认知与情绪影响具有异质性，涉及个体、具强制性的政策易引发网民热议且联动公众情绪显著下滑；（3）基于分析构建的政策干预→用户热议主题→用户情感异动因果链，能够起到溯因推断政策实施成效的作用。

本文的理论贡献在于：（1）为大数据驱动的公共卫生政策循证决策提供了新思路。既有研究指出：大数据分析驱动理论发展的途径多样，包括：大数据驱动的理论框架构建，现有理论的精细验证，细粒度的理论阐释与精准预测，以及揭示新现象的理论生成[23]。本文基于系统观构建的新冠防疫政策对社交媒体用户影响的框架，以及通过分析社交媒体用户评论数据发现公众疫情认知热点、推断政策公众情绪影响的思路，既是对已有理论更为细致的检验，也为宏观政策干预和微观用户认知提供了连接桥梁，有助于理论在不同细粒度的阐述与分析。（2）为基于文本数据的政策评价因果推断提供了新例证。近年来，随着因果

推理模型在公共政策循证决策领域应用，潜在结果模型（Potential Outcomes Model, POM）将实验研究与观察研究统一在一个框架下思考，促进了统计学与公共政策评价研究跨学科交叉[24]。本文研究应用的时间断点回归即是一种典型的潜在结果模型，分析应用表明，该方法能用于公共政策评价中的政策干预影响分析，可以较好地回答政策评估中的因果推断，尤其是文本数据的溯因推断问题，为深入洞悉政策实施对互联网用户的情绪异动提供了新的认知视角和探究方法。

本文的实践价值主要体现在提出了一种具有**直面公众，数据驱动，溯因推断**特点的突发公共卫生事件防疫政策事中监测与评价新方法，为健全疫情多渠道监测预警，落实科学精准防疫增添新手段。此外，本文提出的方法具有较强的潜在适用面，除了在公共卫生政策的准实时监测上有所例证外，还可用于其他施策于民，亟需及时获取公众政策回应的政策评价领域，进一步推动政策评价从事前评估和事后评价向事中实时追踪延展。

论文也存在一些不足。首先，研究主要从中央层面的防疫遏制政策入手，将全国的疫情防控作为一个整体研究，某种程度上忽略了省级和地域之间的异质性。其次，受多方面因素制约，研究数据时间跨度集中于新冠疫情爆发的第一年（2020 年），未来可以纳入更多更新的数据，考察疫情延续动荡下，防疫政策对网民心理认知和情绪波动的不同影响。

注释

① 引自新浪微博数据中心（2021）：《微博 2020 用户发展报告》，https://m.weibo.cn/1642909335/4613864249365413。

② 选择 2 月 20 日作为断点的原因在于在此之后疫情得到有效控制

③ 选择 4 月 28 日作为断点的原因在于在此之后疫情防控进入常态化阶段

参考文献

[1] 姚乐野,吴茜,李明.新冠肺炎疫情微博舆情传播的网络结构分析[J].图书情报工作,2020,64(15):123-130.

[2] Huang S,Wu L,Li J,et al.Transmission dynamics and high infectiousness of Coronavirus Disease 2019[J]. Communications on Pure and Applied Analysis,2021.

[3] Hale T,Angrist N,Kira B,et al.Variation in government responses to COVID-19[J].2020.

[4] Sukhwal P C,Kankanhalli A.Determining containment policy impacts on public sentiment during the pandemic using social media data[J].Proceedings of the National Academy of Sciences,2022,119(19).

[5] 张彦著.“牛津 COVID-19 政府响应追踪系统”及其在公共管理实践中的借鉴意义[J].公共管理评论,2020,2(04):176-189.

[6] 郑石明,兰雨潇,黎枫.网络公共舆论与政府回应的互动逻辑——基于新冠肺炎疫情期间“领导留言板”的数据分析[J].公共管理学报,2021,18(03):24-37+169.

[7] 王磊,易扬.公共卫生危机中的数字政府回应如何纾解网络负面舆情——基于人民网“领导留言板”回复情况的调查[J].公共管理学报,2022,19(04):65-78+169.

[8] Birkland T A.Focusing Events,Mobilization, and Agenda Setting[J].Journal of Public Policy,1998,18(1):53-74.

[9] 王国华,武晗.从压力回应到构建共识：焦点事件的政策议程触发机制研究——基于 54 个焦点事件的定性比较分析[J].公共管理学报,2019,16(04):36-47+170.

[10] 姜长云,姜惠宸.新冠肺炎疫情防控对国家应急管理体系和能力的检视[J].管理世界,2020,36(08):8-18+31+19.

[11] 费多益.情绪的社会形塑——认知科学哲学的视角[J].自然辩证法通讯,2013,35(04):82-87+127.
[12] Van Kleef G A.How emotions regulate social life: The emotions as social information (EASI) model[J]. Current directions in psychological science,2009,18(3):184-188.
[13] 刘小禹,付静宇.情绪即社会信息模型的理论及应用[J].心理科学进展,2022,30(01):188-205.
[14] 石密,刘春雷,时勘,等.影响网络集体行为意向的情绪感染路径研究——基于情绪-信息的理论视角[J].情报杂志,2018,37(11):103-109+121.
[15] 陈振明.非市场缺陷的政治经济学分析——公共选择和政策分析学者的政府失败论[J].中国社会科学,1998(06):89-105.
[16] Anderson M L.Subways, strikes, and slowdowns: The impacts of public transit on traffic congestion[J].American Economic Review,2014,104(9):2763-2796.
[17] 邵磊,秦韶聪,任强.因城施策背景下住房限购政策的有效性和异质性——基于 RDiT 方法的实证分析[J].中央财经大学学报,2021(11):117-128.
[18] 史丹,李少林.新冠肺炎疫情冲击下企业生存韧性研究——来自中国上市公司的证据[J].经济管理,2022,44(01):5-26.
[19] 高鋆,张宓之,王薇,等.时间断点回归：原理框架、应用演进与估计流程[J].统计与决策,2022,38(01):11-15.
[20] Grootendorst M.BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure[J].arXiv preprint arXiv:2203.05794,2022.
[21] Bianchi F,Terragni S,Hovy D.Pre-training is a hot topic: Contextualized document embeddings improve topic coher-ence[C]//Assoc Computat Linguist.Acl-Ijcnlp 2021: The 59th Annual Meeting Of The Association For Computational Linguistics And The 11th International Joint Conference On Natural Language Processing.Electr Network:Assoc Computational Linguistics-Acl,2021:759-766.
[22] Sia S,Dalmia A,Mielke S J.Tired of topic models? clusters of pretrained word embeddings make for fast and good topics too![C]//Assoc Computat Linguist. Proceedings Of The 2020 Conference On Empirical Methods In Natural Language Processing.Electr Network: Assoc Computational Linguistics-Acl,2020:1728-1736.
[23] Bergh D D, Boyd B K, Byron K, et al.What constitutes a methodological contribution?[J].Journal of Management,2022,48(7):1835-1848.
[24] 李文钊.因果推理中的科学模型——反事实、选择性偏差与赫克曼结构计量经济学模型[J].实证社会科学,2018,6(02):72-88.

作者贡献说明:

吴俊:提出研究选题和思路，设计实验框架，撰写初稿及修改定稿；

曾丽帆:数据处理与分析，论文初稿撰写；

樊浩月：数据收集与分析；

杨洋：数据分析

Determining containment policy impacts on public sentiment during the pandemic using SINA MicroBlog user comments

Wu Jun[1] Zeng Lifan[1] Fan Haoyue[1] Yang Yang[1]

([1] Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract: [Purpose/Significance] During the duration of the pandemic, how to timely perceive, effectively quantify and continuously track the impact of the government's containment policy combination on public cognition and sentiment is an urgent problem to be solved in monitoring and emergency response. **[Method/Process]** Based on the emotion as social information theory, we propose a new method combining the BERTopic model with Multiple Linear Regression(MLR) and Regression Discontinuity in Time (RDiT) to carry out causal inference on more than 310,000 high-frequency user comments on COVID-19 on SINA MicroBlog in 2020, in order to reveal the impact of the combination of containment policies on the public sentiment. **[Results/Conclusion]** The findings are as follows: (1) The implementation of the COVID-19 containment policy combination around February 20, 2020 caused a significant decrease in the values of sentiment by 0.07-0.12 units, and around April 28, 2020, also caused a significant increase in the values of sentiment by 0.06-0.08 units; (2) The combination of containment policy has a heterogeneous impact on public sentiment, and policies involving individuals and coercive policies are able to arise heated discussions and significantly reduce the values of public sentiment; (3) The causal chain of policy intervention → user's hot topic → public sentiment constructed based on analysis can play a role of retrospective inference of policy implementation effectiveness. This study not only opens up new ideas for containment policy evaluation, but also adds new means for public oriented real-time pandemic prevention monitoring.

Key words: containment policy public sentiment Multiple Linear Regression Regression Discontinuity in Time BERTopic